MACC：面向科学探索的多智能体协作竞争

蓝天创意轨道

大山智 名古屋市立大学 日本名古屋
oyama@ds.nagoya-cu.ac.jp

櫻井祐子 名古屋工业大学 日本名古屋
sakurai@nitech.ac.jp

鹿岛久嗣 京都大学 日本京都
kashima@i.kyoto-u.ac.jp

arXiv:2603.03780v1 [cs.MA] 4 Mar 2026

摘要

科学发现仍高度依赖个别研究人员的手工作业，导致探索范围有限、试验重复，以及可复现性下降。由人类参与者开展的数据分析竞赛能产生多样化的方法，但参与人数的波动和缺乏独立重复实验表明，仅靠并行探索不足以实现可靠的科学探究。随着基于大语言模型（LLM）的先进 AI 智能体日益胜任分析任务，依赖单个能力出众的智能体不太可能克服这些结构性限制。近期研究已开始探索多个基于大语言模型的智能体如何在科学工作流程中协作或竞争——我们将这一日益兴起的趋势称为 MA4Science。然而，现有 MA4Science 研究大多假设所有智能体均由单一组织实体控制，因此难以考察激励、信息共享和可复现性等制度机制如何影响由独立管理的智能体开展的集体探索。为弥补这一空白，我们提出 MACC（多智能体协作竞争），这是一种制度架构，将黑板式共享科学工作空间与旨在促进透明度、可复现性和探索效率的激励机制相结合。MACC 提供了一个测试平台，用于研究制度设计如何影响可扩展且可靠的多智能体科学探索。

关键词

多智能体系统；科学人工智能；科学发现；机制设计；科学竞赛；协作智能体

ACM 引用格式：

大山智、櫻井祐子和鹿岛久嗣。2026。MACC：面向科学探索的多智能体协作竞赛：蓝天创意轨道。载于第*25*届国际自主智能体与多智能体系统会议（*AAMAS 2026*）论文集，塞浦路斯帕福斯，*2026*年*5*月*25*日至*29*日，IFAAMAS，5页。https://doi.org/10.65109/JLGE7606

1 引言

长期以来，科学进度一直受限于个体研究者的能力、他们可获得的资源，以及科学共同体所采用的制度机制。提升科学研究效率的努力大致可分为串行效率 和并行效率。前者指以更快、更可靠的方式推进单一研究流程的能力；机器人学、计算科学、高性能计算、统计分析，以及近年来由大语言模型（LLMs） [17, 23, 36, 37] 支持的自动化，都推动了这项能力的提升。

然而，串行效率的提升只解决了科学工作流的一个方面。科学探索也是一个分布式社会过程：众多研究人员并行探索不同方向，而协调、信息共享、竞争与合作等社区层面动态，会显著影响探索的内容以及知识的整合方式 [28, 35]。因此，理解并设计塑造这些并行探索过程的制度机制，对于支持可扩展且可靠的科学探索至关重要。这一社会过程的特点是存在一种“合作—竞争型制度系统”：与优先权和新颖性相关的竞争性激励，与可复现性、信息共享和标准化等合作规范以复杂的方式并存 [5, 18, 27]。科学建模领域的研究还表明，制度规则会显著影响科学共同体更新信念和安排探索活动的方式 [28]。与此同时，现有科学机构面临着众所周知的挑战，这些挑战限制了并行探索和集体知识形成的有效性，因此有必要寻求替代方案。

为了分析此类制度局限，构建人工且可观测的环境很有帮助，让多个智能体并行探索同一任务。数据分析竞赛提供了这样一种环境，因为参与者行为、评估指标和探索策略都受到相关制度规则的塑造。在这些情境中，研究人员可以观察竞争性激励如何使探索产生偏差，以及信息共享和可复现性如何在实践中形成 [3]。尽管数据分析竞赛并非旨在复制科学本身，但它们可以作为实验代理，帮助我们理解制度设计如何影响探索行为 [33]。

大语言模型（LLM）的近期发展带来了一个契机，让我们得以在人工智能背景下重新审视有关科学探索的制度视角。大语言模型正逐步参与研究生命周期的多个阶段，包括文献综述、假设生成、实验设计与执行以及评估，并开始自动化此前由人类研究人员完成的任务 [22, 23, 36, 37]。

本作品采用知识共享署名国际 4.0 许可协议授权。

第*25*届国际自主智能体与多智能体系统会议论文集（*AAMAS 2026*，*2026*年*5*月*29*日，塞浦路斯帕福斯）2026，*C. Amato*、*L. Dennis*、*V. Mascardi*、*J. Thangarajah*（编），*5*月—塞浦路斯帕福斯。 ©国际自主智能体与多智能体系统基金会（www.ifaamas.org）。
https://doi.org/10.65109/JLGE7606

此外，多智能体大语言模型框架表明，多个智能体之间的互动与角色分工能够产生单智能体环境中不具备的能力 [2, 19, 32]。为描述这一新兴研究领域——探讨基于大语言模型的多个智能体如何在科学工作流程中协作或竞争——我们使用“**科学多智能体（MA4Science）**”这一术语。

尽管这一不断发展的研究方向凸显了多智能体方法的潜力，但现有研究大多假设所有智能体均由同一个组织实体控制。因此，这些研究对于激励、信息共享和可复现性等制度机制如何塑造由独立管理的智能体开展的集体探索，所提供的见解有限；而这种情形更接近现实中的科学共同体。为弥补这一空白，我们提出**MACC（多智能体协作竞赛）**，这是一种制度架构，将黑板式共享科学工作空间与旨在促进透明度、可复现性和探索效率的激励机制相结合。MACC 可作为测试平台，用于考察不同的制度设计如何影响科学探索的共同体层面属性，包括行为多样性、信息共享、可复现性和资源效率。

2 以人为中心的科学工作流程的局限

以人为中心的科学工作流程在探索规模、合作、可复现性和资源效率方面面临若干制度局限。当支持科学探索的制度结构未能充分发挥作用时，便会产生这些局限，形成结构性挑战，限制知识生产的广度、可靠性和可持续性。

2.1 探索规模的局限性

人类研究者能够检视的假设空间规模、能够开展的分析与实验数量，以及能够查阅的信息量，都存在固有限制。复杂的科学问题需要在高维空间中进行探索，但每位研究者只能覆盖其中很小的一部分。此外，对特定专业领域和现有文献的依赖往往会在探索中造成系统性偏差，导致潜在重要的未探索区域被忽视。

这些局限性反映出对分布式探索和劳动分工的制度支持不足，意味着个体的认知与信息限制未能在制度层面得到充分补充 [28]。

2.2 缺乏协调

尽管研究人员众多，当前的制度激励仍不足以支持协同行为。强调优先权和新颖性的评估体系会促使研究人员隐瞒研究结果，避免与他人分享信息。因此，相同或相似的假设会被多次独立检验，造成重复探索，显著降低科学探究的整体效率。这一现象与科学建模研究的发现一致：制度规则会强烈影响群体更新信念和组织探索活动的方式 [28]。还有研究指出，当前的激励结构可能会导致研究规划不足、样本量过小以及缺乏重复验证，而这些问题都会造成探索效率低下和结论不可靠 [15]。

当大量AI智能体执行科学工作流程时，也会出现类似问题。尽管包括大语言模型在内的人工智能技术能够使研究过程自动化并加速，但在缺乏适当制度结构的情况下引入大量智能体，会扩大重复探索，并造成计算资源的大量浪费。当相同的实验设置或分析被多次独立执行时，能耗与计算成本会迅速增长，从而从可持续性的角度引发担忧。这些低效现象之所以发生，是因为缺乏在各智能体之间共享中间结果或正在进行的探索状态的机制，而此类机制本可有助于防止冗余计算。

综上所述，这些观察表明，无论是在人类研究者之间，还是在 AI智能体之间，制度对协调的支持不足都会限制探索的广度和多样性，并导致资源使用效率低下。从这个意义上说，重复探索和资源低效可以被视为集体层面相互关联的制度失灵。

2.3 可重复性危机

长期以来，人们注意到，科学工作流程中的自动化有助于提高可复现性 [17]。然而，近年来，许多学术领域都面临着日益严重的“可重复性危机”。由于发表偏倚，负面结果和重复实验失败往往不会被分享，导致只有成功的发现不断累积，并扭曲社群内部的信念更新。此外，在当前的评价体系中，重复研究很少得到奖励，因此缺乏维持可复现性的制度激励。对可复现性的忽视，源于支撑《科学》“自我纠正”功能的制度结构设计不充分。这也被视为一种结构性问题：重复研究所涉及的劳动长期遭到系统性低估 [30]。因此，可复现性不足应被视为制度问题，而非技术故障。如果缺乏奖励验证、分享和纠正等行为的机制，可复现性就会持续供给不足。

3 多智能体协作竞争（MACC）

正如上一节所述，科学探索的关键特性——如效率、行为多样性、可复现性和资源使用——在很大程度上受到制度设计的影响。在更广阔的 MA4Science 领域中，越来越多的研究探讨多个基于大语言模型的智能体如何在科学工作流程中协作或竞争；MACC（多智能体协作竞争）则作为一个制度测试平台，用于研究激励机制和信息结构如何影响由独立管理的智能体所构成的探索动态。本节将依据图 1，概述 MACC 的结构及其主要制度组成部分。



图1：MACC的概念概览。每个智能体构建模型并提交其结果，这些结果被记录在激励-驱动黑板上。评估与奖励分配依据制度参数进行。

3.1 MACC的基本结构

作为更广阔的 MA4Science 领域中的一个操作性测试平台，MACC 提供了一个具体环境，可在其中实例化并系统观察制度机制。图 1 展示了 MACC 所设定的合作—竞争式探索环境。多个 AI智能体访问同一个公共数据集，构建并评估模型，并提交预测结果和超参数。它们提交的内容会记录在**激励驱动型黑板**上，评估与奖励分配则依据激励机制进行。黑板架构长期以来一直被用作合作式问题求解的框架 [11, 14], , 近期研究也表明，它在基于大语言模型的多智能体系统中同样有效 [31]。通过将这种基于黑板的协调与激励设计相结合，MACC 构成了一个可供实验考察科学共同体制度结构的环境。

3.2 与现有竞赛的比较

以往的多智能体竞赛，如 TAC [34]和 ANAC [16]，主要聚焦于博弈论设置，而 MACC 则针对科学探索中特有的制度性挑战——例如冗余、信息共享和可复现性——并借鉴了科学共同体制度建模方面的见解 [28]。因此，MACC 可作为一种互补的制度测试平台，拓展了传统的多智能体竞赛形式。

相比之下，MACC 中的激励驱动黑板会共享与探索过程相关的更广泛信息，包括模型、超参数、中间结果以及复现尝试的结果。这些信息在支持或质疑科学论断方面发挥着类似论证的作用 [4]。这使智能体能够了解其他智能体探索过搜索空间中的哪些区域，从而避免重复探索，并专注于更有希望的区域。此外，MACC 中的奖励并不局限于最终性能，中间阶段的提交也可能获得奖励。特别是，当另一个智能体在相同条件下成功复现某项结果时，**复现该结果的智能体和最初提交者都会获得奖励**。这一机制促使智能体以可复现的方式记录并分享其模型和超参数，从而能够对支持可复现性的制度设计进行实验评估。

3.3 激励驱动黑板

激励驱动黑板是记录、共享和评估探索过程的核心基础设施。它存储模型架构和实验设置等信息、超参数值、得分、提交内容属于新结果还是复现尝试，以及分配给每项提交的奖励。黑板不仅是共享信息空间，也是通过制度激励引导智能体行为的机制。不同于传统的黑板架构 [14] 或基于大语言模型的黑板协调系统 [31], , MACC 中的激励驱动黑板将信息记录与激励分配明确地整合在一起。由此，MACC 可作为实验平台，用于研究制度信息结构如何影响多智能体科学共同体中的探索行为、可重复性实践和资源效率。

3.4 基于神经网络的激励机制

MACC 的激励视角建立在竞赛理论和众包竞赛研究的洞见 [1, 8, 24, 25], 以及微任务竞赛激励的实验分析 [12]之上。这些研究表明，奖励结构会如何塑造策略行为和努力分配。MACC 将这一视角拓展至科学探索领域，着重说明制度激励如何影响信息共享、可重复性实践和集体探索动态。在 MACC 中，激励机制可以采用可微形式进行参数化，例如使用神经网络，并通过**自动化机制设计**以数据驱动的方式进行优化。这一做法将可微机制设计和自动化机制设计的最新进展 [6, 9, 10]应用于科学探索的制度环境中，从而使其落地。优化依据 Incentive-Driven Blackboard 上记录的探索轨迹和复现实验结果进行，使制度机制本身——而不只是智能体策略——成为学习和系统性改进的对象。

3.5 开放参与平台

MACC 提供了一个**开放参与平台**，由不同组织和个人独立管理的智能体可从分布式环境中加入 [7]。这种多样性拓展了探索范围，支持创造性假设生成，并通过异质智能体的独立验证提高结果的可靠性。建模研究 [28] 以及有关科学领域社会与认知多样性的研究 [29]都强调了科学共同体中认知多样性的重要性。MACC 也兼容 AutoKaggle 等自主机器学习工作流框架 [20], ，便于构建**开放实验平台**，让大规模且异质的智能体群体参与其中。假设存在分布式环境，便可在大规模条件下评估制度设计的稳健性和可扩展性。

4 研究问题

MACC 为以下研究问题提供了一个测试平台。

RQ1：智能体多样性如何促进探索的创造力与效率？由于基于大语言模型的智能体在先验知识和推理倾向方面各不相同，其多样性可能拓展搜索空间的覆盖范围，并提升假设生成的创造力。关于科学共同体的建模研究也表明，多样性会影响集体探索和群体判断的健康发展 [28]。本研究问题考察智能体的不同配置如何影响探索范围和表现（例如预测表现与创造力），以及竞争性与协作性制度结构如何支持这种多样性的发挥。与此相关的是，联盟的形成及联盟内共享规则可能会影响协作与竞争之间的平衡以及探索成效。

RQ2：激励驱动黑板在多大程度上能够提升可复现性？可复现性不足往往源于制度激励的缺失 [30]。在 MACC 等系统中，超参数和复现实验结果会记录在激励驱动黑板上，并据此给予奖励，因此可以设计鼓励信息共享和复现行为的机制。本研究问题评估奖励共享、复现和改进的激励方案所产生的效果；基于竞赛理论 [8, 24, 25] 的奖励结构是否有效；以及制度化的可复现性对探索行为和信息披露的量化影响。

RQ3：自动化机制设计在多大程度上能够提升探索效率和社群动态？在智能体必须做出复杂决策的动态开放式多智能体环境中，例如决定信息披露或验证可复现性，手动优化激励结构十分困难。可微机制设计和自动化机制设计的最新进展 [6, 9] 表明，可以通过学习而非手工制定规则来优化制度参数。因此，MACC 允许通过自动化机制设计更新制度参数。本研究问题探讨自动化机制设计在多大程度上能够提升探索效率，例如减少重复探索、加快解改进速度，以及改善更广泛的社区层面动态，包括行为多样性、可复现性和信息流。

RQ4：我们如何构建一个安全平台，以支持大规模、异构智能体参与？由于 MACC 假设由不同个人和组织独立管理的智能体以分布式方式参与，因此安全参与和身份认证协议，以及抵御安全威胁与恶意行为的能力，都变得至关重要。既有研究表明，分布式 AI 智能体可能会进行隐蔽串通、对抗性通信，或引发其他系统性风险 [13, 21, 26]。潜在攻击包括伪造实验结果并大量提交，或原始提交者与复现智能体相互串通，这与人类科学共同体中观察到的某些不端行为类似。解决这些问题可能不仅需要激励设计，还需要确保安全性和稳健性的系统级机制。通过使用异构基于大语言模型的智能体进行仿真，可以评估大规模参与的可行性和可扩展性。

5 讨论与展望

随着 AI 智能体日益参与科学探索，支持合作与竞争的多智能体行为的环境变得愈发重要。近期 MA4Science 研究阐述了多个基于大语言模型的智能体如何共同参与科学工作流程，而本文提出的框架则提供了一个具体的测试平台，用于考察激励结构、信息流和可复现性如何塑造探索动态。这一视角使我们能够系统地应对可复现性和重复探索等长期挑战，并评估自动化机制设计方法能否作为提升科学工作流程可持续性的工具。本文的贡献在于通过引入制度视角，丰富 MA4Science 领域的研究图景，并借助 MACC 测试平台展示明确的激励机制和信息机制如何塑造——并有望增强——合作与竞争并存的多智能体科学探索。

随着科学研究日益自动化，人类在发现过程中的作用也必须重新审视。混合集体智能的潜力——人类与 AI智能体协作生成并完善知识——已受到重视 [5], 这促使人们重新思考科学机构应如何发展。即使 AI智能体承担探索或假设生成的主要环节，人类判断对于确立研究目标、解读结果、作出基于价值的决策以及确保伦理治理仍不可或缺。由于 AI智能体最终由人类研究人员和组织创建并运营，贡献归属、评估和激励协调等问题也自然随之产生。

本研究强调的制度要素——探索性劳动分工、信息共享、可复现性和激励设计——同样是涉及人类的科学共同体的特征。因此，所提出的框架为研究人类与人工智能混合科学生态系统中的制度安排，以及制定支持可扩展、透明且兼具合作与竞争的科学探索原则，提供了一个平台。

致谢

本研究获得 JST CREST（JPMJCR21D1、JPMJCR2564）、JST ERATO（JPMJER2301）和 JSPS KAKENHI（JP24K01112）的资助。

参考文献

[1] Nikolay Archak 和 Arun Sundararajan. 2009. 众包竞赛的最优设计。载于第*30*届国际信息系统会议论文集。[2] Jinheon Baek、Sujay Kumar Jauhar、Silviu Cucerzan 和 Sung Ju Hwang. 2025. ResearchAgent：利用大语言模型在科学文献中迭代生成研究构想。载于*2025*年计算语言学协会美洲分会会议：人类语言技术（第*1*卷：长篇论文）论文集。6709–6738。[3] Kevin Bönisch 和 Leandro Losaria. 2025. Kaggle 编年史：竞赛、社群与数据科学创新的15年。（ 2025 2511 06304 ）。[4] 2015 arXiv: 。Álvaro Carrera 和 Carlos A. Iglesias. 。多智能体系统研究中论证技术的系统性综述。《人工智能评论》44 (2015), 509–535。[5] Hanlin Cui 和 Taha Yasseri. 2024. 人工智能增强的集体智能。《*Patterns*》5, 11 (2024), 101074。[6] Matthew Curry、Jianyi Fan、Christian Kroer、Neehar Peri 和 John Turbendian. 2025. 自动化机制设计：综述。《*SIGecom Exchanges*》22, 2 (2025), 34–59。[7] Mark d’Inverno、Michael Luck、Pablo Noriega、Juan A. Rodríguez-Aguilar 和 Carles Sierra. 2012. 开放系统中的通信。《人工智能》186 (2012), 38–94。[8] Dominic DiPalantino 和 Milan Vojnovic. 2009. 众包与全支付拍卖。载于第*10*届*ACM*电子商务会议（*EC*）论文集。119–128。[9] Paul Dütting、Zhe Feng、Harikrishna Narasimhan、David C. Parkes 和 Sai Sri-vatsa Ravindranath. 2024. 通过深度学习实现最优拍卖：可微经济学的进展。《*ACM*期刊》71, 1 (2024), 5:1–5:53。[10] Paul Dütting、Vahab Mirrokni、Renato Paes Leme、Haifeng Xu 和 Song Zuo. 2024. 大语言模型的机制设计。载于*2024*年万维网会议（*WWW ’24*）论文集。144–155。[11] Marc Esteva、David de la Cruz 和 Carles Sierra. 2002. ISLANDER：电子制度编辑器。载于第一届自主智能体与多智能体系统国际联合会议（*AAMAS ’02*）论文集。1045–1052。[12] Oluwaseyi Feyisetan 和 Elena Simperl. 2019. 超越货币激励：有偿微任务竞赛中的实验。《*ACM*社会计算汇刊》（*TSC*）2, 2, 文章6 (2019), 31页。[13] Lewis Hammond、Rohin Shah、Richard Ngo、Zameer Kenton 等. 2025. 先进人工智能带来的多智能体风险。技术报告。多伦多大学。https://www.cs.toronto.edu/~nisarg/papers/Multi-Agent-Risks-from-Advanced-AI.pdf 技术报告。[14] Barbara Hayes-Roth. 1985. 用于控制的黑板架构。《*ACM*通讯》28, 1 (1985), 23–24。[15] Andrew D. Higginson 和 Marcus R. Munafò. 2016. 当前对科学家的激励导致统计功效不足的研究和错误结论。《*PLOS*生物学》14, 11 (2016), e2000995。[16] Catholijn Jonker、Reyhan Aydogan、Tim Baarslag、Katsuhide Fujita、Takayuki Ito 和 Koen Hindriks. 2017. 自动化谈判智能体竞赛（ANAC）。第*31*届*AAAI*人工智能会议论文集(2017), 5070–5072。[17] Ross D. King、Jem Rowland、S. Gwynne Oliver、Mark Young、Wayne Aubrey、Edmond Byrne、Maria Liakata、Michael Markham、Pinar Pir、Larisa N. Soldatova、Ken Whelan 和 Amanda Clare. 2009 324, 5923 2009 85 89 . 科学自动化。《科学》( ), – 。[18] Anna Kosmützky 和 Georg Krücken. 2022. 研究治理：学术界竞争与合作的新形式。*Minerva* 60, 4 (2022), 461–483。[19] Guohao Li、Hasan Abed Al Kader Hammoud、Hani Itani、Dmitrii Khizbullin 和 Bernard Ghanem. 2023. CAMEL：用于探索大语言模型社会的通信智能体。载于神经信息处理系统进展第*36*卷（*NeurIPS 2023*）。[20] Ziming Li、Qianbo Zang、David Ma、Jiawei Guo、Tianyu Zheng、Minghao Liu、Xinyao Niu、Xiang Yue、Yue Wang、Jian Yang、Jiaheng Liu、Wanjun Zhong、Wangchunshu Zhou、Wenhao Huang 和 Ge Zhang. 2024. AutoKaggle：用于自主数据科学竞赛的多智能体框架。（2024）。arXiv:2410.20424[21] Hengtong Lin、Zekun Li、Joonsuk Kim 和 Soujanya Poria. 2025. 通过通信攻击对大语言模型多智能体系统进行红队测试。载于计算语言学协会论文集：*ACL 2025*。6726–6747。[22] Chris Lu、Cong Lu、Robert Tjarko Lange、Jakob Foerster、Jeff Clune 和 David Ha. 2024. AI 科学家：迈向完全自动化的开放式科学发现。（ 2024 2408 06292 ）。arXiv: 。Yitong Luo、Rui Wang、[23] Ming Xu、Han Zhao 和 Xiang Li. 2025. LLM4SR：科学研究大语言模型综述。（ 2025 2501 01234 ）。[24] 2001 arXiv: 。Benny Moldovanu 和 Aner Sela. 。竞赛中奖项的最优分配。美国经济评论91, 3 (2001), 542–558。[25] Benny Moldovanu 和 Aner Sela. 2006. 竞赛架构。经济理论杂志126, 1 (2006), 70–96。[26] Karan Motwani、Marjan Ghazvininejad、Maxine Lam、Yisen Wang 和 Shihua Zhou. 2024. AI智能体之间的秘密合谋：通过隐写通信进行多智能体欺骗。载于神经信息处理系统进展（*NeurIPS*）。[27] Kärin Nickelsen 和 Fabian Krämer. 2017. 引言：科学领域中的合作与竞争。科学史报告40, 3 (2017), 203–212。[28] Cailin O’Connor. 2023. 科学共同体建模。剑桥大学出版社。[29] Kristiina Rolin、Inkeri Koskinen、Jaakko Kuorikoski 和 Samuli Reijula. 2023. 科学中的社会与认知多样性：引言。*Synthese* 202, 2 (2023), 1–10。[30] Felipe Romero. 2020 87, 5 2020 1016 1027. 复制劳动分工。科学哲学( ), – 。[31] Alireza Salemi、Mihir Parmar、Palash Goyal、Yiwen Song、Jinsung Yoon、Hamed Zamani、Hamid Palangi 和 Tomas Pfister. 2025. 用于数据科学信息发现的基于大语言模型的多智能体黑板系统。（2025）。arXiv:2510.01285[32] Samuel Schmidgall、Yusheng Su、Ze Wang、Ximeng Sun、Jialian Wu、Xiaodong Yu、Jiang Liu、Michael Moor、Zicheng Liu 和 Emad Barsoum. 2025. Agent Laboratory：将大语言模型智能体用作研究助理。载于计算语言学协会论文集：*EMNLP 2025*。5977–6043。[33] Javier Vázquez-Salceda、Virginia Dignum 和 Frank Dignum. 2005. 组织多智能体系统。自主智能体与多智能体系统11 (2005), 307–360。[34] Michael P. Wellman、Peter R. Wurman、Kevin O’Malley、Roshan Bangera、Shou-De Lin、Daniel M. Reeves 和 William E. Walsh. 2001. 为交易智能体竞赛设计市场博弈。《*IEEE*互联网计算》5, 2 (2001), 43–51。[35] Terry Jingchen Zhang、Yongjin Yang、Yinya Huang、Sirui Lu、Bernhard Schölkopf 和 Zhijing Jin. 2025. 集体智能：人工智能驱动的科学发现中多智能体系统的前景与现实。预印本 (2025)。https: //www.preprints.org/manuscript/ 202508 1640 1 . /v Yuhan Zhang、Zixuan Li、[36] Hao Chen 和 Dong Wang. 2024. 科学大语言模型及其在科学发现中的应用：全面综述。载于*2024*年自然语言处理经验方法会议（*EMNLP 2024*）论文集。8783–8817。[37] Tianqi Zheng、Mingyu Zhang、Zihan Li、Yuwei Chen 和 Yisen Wang. 2025. 从自动化到自主性：科学发现领域大语言模型综述。载于*2025*年自然语言处理经验方法会议（*EMNLP 2025*）论文集。17744–17761。